

Analisis dan Implementasi Contet Based Image Retrieval Menggunakan Metode ORB

Muhammad Mirza¹, Tjokorda Agung Budi W², Siti Sa'adah³

Program Studi Teknik Informatika Telkom University, Bandung

Abstark

Pada citra retrieval terdapat dua metodologi untuk memanggil data yang ada pada basis data, yang pertama dengan text-based yaitu dengan menggunakan text sebagai suatu kunci pada pencariannya dan yang kedua adalah content-based yang menggunakan suatu content tertentu sebagai kuncinya. Salah satu kekurangan dari text-based adalah sulitnya mencari kata kunci pada data yang ingin dicari terutama pada data multimedia seperti video, gambar, dan suara. Kata kunci yang tidak tepat memungkinkan user akan mendapatkan data yang tidak tepat ketika menginputkan suatu text untuk mencari data multimedia karena terlalu banyaknya data multimedia pada basis data. Berbeda dengan text-based, content-based menggunakan sebuah fitur seperti bentuk, warna, tekstur, dan titik untuk mencari data sehingga akurasi pada data yang diinginkan akan lebih baik dibandingkan dengan menggunakan suatu kata untuk mencari data multimedia. Dengan mencocokkan fitur pada gambar yang diinput dengan pada fitur gambar yang ada pada basis data, sistem akan menampilkan data sesuai dengan kecocokkannya. Teknik tersebut biasa disebut dengan Content-Based Image Retrieval (CBIR). Dibutuhkan akurasi yang baik agar pengembalian data yang dicari akan tepat pada data yang diinputkan, metode ORB akan diimplementasikan pada sistem CBIR karena memiliki akurasi yang baik pada image retrieval. Metode ORB menggunakan fitur keypoint pada data sebagai kunci pencariannya. Akurasi sistem CBIR dengan menggunakan metode ORB dapat mencapai 90.12%.

Kata kunci: *Content Based Image Retrieval, ORB, Image Matching, Image Retrieval*

Abstract

In image retrieval there are two methodology to retrieve image from the database, first, text-based that is used text as keywords and second, content-based that is used a feature from the image as the key for retrieval. One of the shortages of the text-based is that is so hard to find the keywords from the data that we want to find especially for multimedia data such as videos, images, and audios. Keywors that is not match bring the user thorough get the wrong image as well when they input the text to find multimedia data because there are too many multimedia data in the database. Not like text-based, content-based used a feature of the image like a shape, colour, texture, and keypoint to find the data so the accuracy of the data we're searching for is better compared to text-based to find multimedia data. By matching the feature from the image query to the image in the database, the system will retrieve the image that is match or similar. That technique is commonly called Content-Based Image Retrieval (CBIR). Good accuracy is needed to retrieve image that we search by inputting the image query, ORB Method will be implemented to the CBIR system because it has a good accuracy for image retrieval. ORB Method is using keypoint feature on the image as the key. The Accuracy of CBIR system using ORB method can reach up to 90.12%.

Keywords: *Content Based Image Retrieval, ORB, Image Matching, Image Retrieval*

1. Pendahuluan

Pada citra retrieval terdapat dua metodologi untuk memanggil data yang ada pada basis data, yang pertama dengan text-based yaitu dengan menggunakan text sebagai suatu kunci pada pencariannya dan yang kedua adalah content-based yang menggunakan suatu content tertentu sebagai kuncinya. Pada saat ini metodologi text-based sudah sangat populer dan sering digunakan pada suatu website, seperti Google. Salah satu kekurangan dari text-based adalah sulitnya mencari kata kunci pada data yang ingin dicari terutama pada data multimedia seperti video, citra, dan suara. Kata kunci yang tidak tepat memungkinkan user akan mendapatkan data yang tidak tepat ketika menginputkan suatu text untuk mencari data multimedia karena terlalu banyaknya data multimedia pada basis data. Berbeda dengan text-based, content-based menggunakan sebuah fitur seperti bentuk, warna, dan titik untuk mencari data sehingga akurasi pada data yang

diinginkan akan lebih baik dibandingkan dengan menggunakan suatu kata untuk mencari data multimedia. Dengan mencocokkan fitur pada citra yang diinput dengan pada fitur citra yang ada pada dataset, sistem akan menampilkan data sesuai dengan kecocokkannya. Teknik tersebut biasa disebut dengan Content-Based Image Retrieval (CBIR).

Penggunaan Teknik CBIR pada jumlah data yang besar akan memakan waktu proses yang lama pula. Pada proses ekstraksi fitur membutuhkan komputasi yang baik agar sistem akan berjalan dengan cepat dan pada proses pencocokkan citra (fitur) membutuhkan akurasi yang tinggi agar sistem menjadi lebih efektif dan efisien.

Dalam Tugas Akhir ini, diimplementasikan CBIR dengan berdasarkan fitur keypoint dengan menggunakan metode Orientated FAST and Rotated BRIEF (ORB). Metode ini mencari suatu titik sudut yang ada pada citra, kemudian titik sudut akan diubah menjadi vektor

dengan melakukan binary test pada titik tersebut. Fitur vektor yang didapat dari titik sudut pada citra yang diinput tersebut akan dicocokkan dengan fitur yang sama pada citra yang ada pada dataset. Metode ORB ini akan dicoba untuk menangani citra dengan berbagai variasi seperti rotated, noise dan resized untuk mengetahui kemampuan invariansi metode ORB terhadap citra yang berbeda-beda [3].

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Content Based Image Retrieval (CBIR)

Content Based Image Retrieval (CBIR) merupakan teknik pengambilan data dengan berdasarkan pada ciri atau fitur citra seperti bentuk, warna, tekstur, keypoint atau kombinasi fitur tersebut. Pada sistem CBIR, fitur dari citra akan diekstraksi menggunakan metode ekstraksi ciri atau fitur. Untuk mendapatkan fitur citra, user menginputkan citra query, kemudian sistem akan mengekstrak citra dan menghasilkan fitur citra. Fitur citra query dan fitur citra pada database akan dicari nilai kecocokannya, citra yang memiliki nilai kecocokan paling tinggi akan ditempatkan pada urutan pertama[2].

2.2 Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB)

Metode ORB merupakan metode yang dikembangkan dari metode FAST keypoint detector dan juga BRIEF descriptor. Kedua metode tersebut memiliki performansi yang sangat baik namun tidak mendukung rotational invariance, sehingga pada penggabungan dua metode tersebut dilakukan suatu proses untuk menangani hal tersebut[7].

2.2.1 oFAST (Oriented FAST)

Metode oFAST merupakan metode yang digunakan untuk mencari titik sudut yang ada pada gambar. Pada metode sebelumnya yaitu FAST, pencarian titik sudut dilakukan dengan mengecek salah satu titik lalu mengambil nilai tengah lalu membuat lingkaran dengan jumlah 16 pixel disekitar titik tersebut untuk mengecek apakah titik tersebut adalah sebuah sudut. Lingkaran tersebut diberi label dari 1 sampai 16 searah jarum jam[8].

Metode tersebut tidak bekerja dengan baik dengan varian orientasi. Sehingga pada oFAST akan dicari nilai orientasi pada sudut yaitu intensity centroid. Intensity centroid dapat dirumuskan dengan cara :

$$C = (m10/m00, m01/m00)$$

dimana nilai moment-nya didapat dari rumus :

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x,y)$$

harus dipastikan nilai moment tersebut dihitung dari nilai x dan y yang berada pada radius antara titik tengah dengan titik sudutnya[7].

2.2.2 rBRIEF (Rotated BRIEF)

Metode BRIEF melakukan binary test pada potongan gambar yang sudah di smoothing. Untuk mencari nilai biner tersebut rumus binary test dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$f(p; x, y) := \begin{cases} 1 & : p(\odot) < p(\ominus) \\ 0 & : p(\odot) \geq p(\ominus) \end{cases}$$

dimana p adalah potongan gambar yang sudah di smoothing. Dapat dicari nilai vector dari banyak n pada binary test sebagai nilai fiturnya :

$$f_n(p) := \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} f(p; x, y)$$

dimana nilai n sudah ditentukan dengan nilai 256.

Pada rBRIEF dilakukan suatu 'steering' pada BRIEF berdasarkan orientasi pada keypoint agar dapat menjadi invarian terhadap rotasi. Untuk setiap nilai fitur pada n binary test pada lokasi (xi, yi) akan didefinisikan menjadi matriks sebanyak 2 x n. dengan menggunakan orientasi (θ) dan matriks rotasi yaitu Rθ akan dibentuk versi 'steered' yaitu Sθ dari S :

$$S\theta = R\theta S$$

sehingga steered BRIEF atau rBRIEF menjadi seperti berikut :

$$g_n(p, \theta) := f_n(p) | (x_i, y_i) \in S\theta$$

2.3 Cosine Similarity

Cosine Similarity didefinisikan sebagai berikut :

$$s(x_q, x_d) = \frac{x_q^T x_d}{\|x_q\| \|x_d\|}$$

Dimana xq adalah nilai vektor pada citra query, xd adalah nilai vektor pada gambar yang ada di dataset dan ||.|| adalah L2-norm [3]. Dua nilai kecocokan yang paling tinggi dari s1 dan s2 (sesuai dengan citra I1 dan I2) akan mengeluarkan keputusan terakhir sebagai citra yang memiliki kecocokan paling tinggi[3].

2.4 Ranking

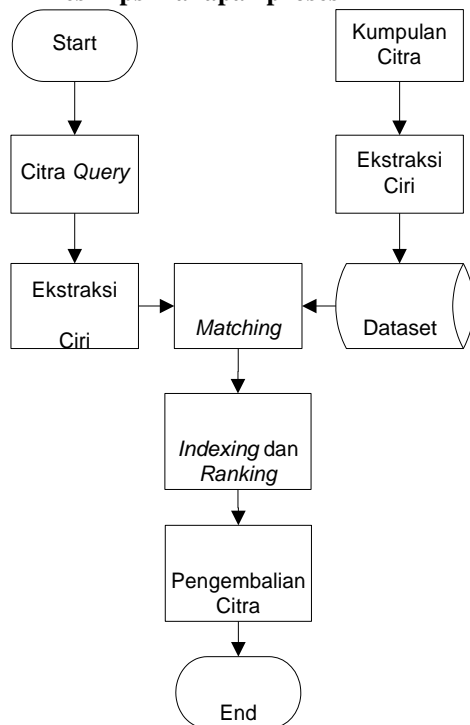
Pengurutan hasil output pada sistem sesuai dengan tingginya tingkat kemiripan fitur pada citra yang diinput dengan yang ada pada dataset. Tingkat kemiripan tersebut dapat diperoleh bergantung pada banyaknya fitur keypoint yang didapat dan juga fitur yang sudah dinyatakan cocok. Tingkat kemiripan yang didapat menggunakan Cosine Similarity akan menghasilkan suatu nilai yang dinamakan Similarity Score sebagai parameter tingkat kemiripan antara citra yang diinput dengan citra dataset. Akurasi sistem didapat dari persentase ranking dataset tersebut:

$$\text{Ranking Percentage} = \frac{R}{100} \times 100$$

Dimana Ranking Percentage adalah persentase kesamaan kategori antara citra query dengan banyaknya citra pada kategori yang sama pada citra dataset pada 100 citra output, Retrieval Image adalah jumlah citra output yang merupakan satu kategori dengan citra query, Relevant Image in dataset adalah jumlah citra pada kategori yang sama dengan citra query.

3. Metode Penelitian

3.1 Deskripsi Tahapan proses



Gambar 1. Flowchart sistem CBIR

a. Citra Query

Merupakan sebuah citra yang diinputkan oleh user. Citra yang diinput kemudian akan dilakukan ekstraksi ciri untuk mendapatkan ciri atau fitur pada citra tersebut.

b. Kumpulan Citra

Kumpulan citra ini memiliki kategori yang sama pada setiap 100 citra yang ada, kategori tersebut nantinya akan menentukan kategori citra query.

c. Ekstraksi Ciri

Pada tahap ini, citra query maupun seluruh kumpulan citra akan dilakukan ekstraksi ciri sehingga memiliki ciri vektor pada citra query maupun seluruh kumpulan citra (dataset) yang kemudian ciri pada citra query akan dilakukan Matching dengan setiap ciri yang ada pada dataset.

d. Dataset

Dataset berisi kumpulan vektor ciri yang didapat setelah melakukan ekstraksi ciri pada seluruh citra pada kumpulan citra yang ada.

e. Matching

Pada tahap ini, vektor ciri pada citra query akan di match dengan seluruh vektor ciri yang ada pada dataset sehingga didapat nilai distance, semakin kecil nilai distance kemiripan citra semakin besar begitu juga sebaliknya.

f. Indexing dan Ranking

Indexing dan Ranking dilakukan dengan mengurutkan nilai distance antara citra query dan juga citra yang ada pada dataset dari yang nilai distance-nya paling kecil hingga yang paling besar.

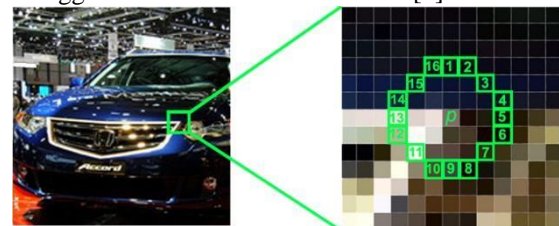
g. Pengembalian Citra

Pengembalian citra oleh sistem akan mengembalikan 100 citra pada dataset yang memiliki nilai distance terkecil.

3.2 oFAST Detector

Pada tahap ini citra yang sudah diubah menjadi greyscale akan diuji setiap titiknya untuk menentukan apakah titik tersebut merupakan sebuah keypoint atau bukan. Setiap titik akan diuji dengan cara membandingkan intensitas titik tersebut dengan 16 titik disekitarnya. Titik tersebut dinyatakan sebuah keypoint jika terdapat N titik yang intensitasnya ditambah dengan threshold

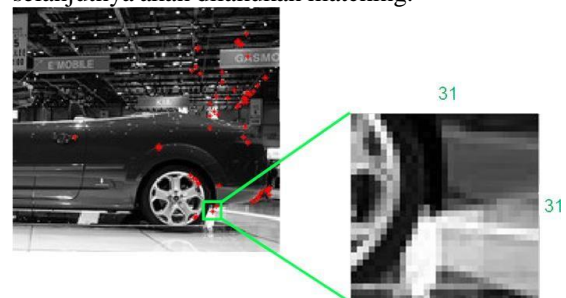
nilainya lebih besar atau lebih kecil dari intensitas titik yang diuji[2][3]. Titik yang sudah dinyatakan keypoint akan dicari nilainya untuk dipilih n keypoint yang terbaik. Nilai keypoint dicari dengan menggunakan Harris Corner Measure[1].



Gambar 2. Ilustrasi metode FAST

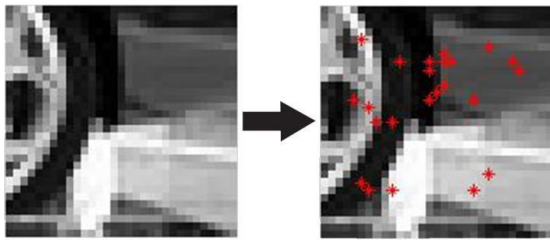
3.3 BRIEF Descriptor

Descriptor digunakan untuk mendapatkan vektor ciri dari keypoint yang sudah didapat pada tahap sebelumnya. Vektor ciri akan didapat dengan binary test antara patch disekitar keypoint. Patch yang diuji dengan binary test ialah 5x5 pixel yang terdapat pada 31x31 pixel yang berpusat pada keypoint tersebut kedua patch yang diuji disebut dengan pairs. rBRIEF Descriptor akan menghasilkan n x 276 vektor biner pada setiap gambar yang selanjutnya akan dilakukan matching.



Gambar 3. Ilustrasi pembentukan patch

Pada gambar diatas dapat dilihat bahwa akan dibentuk sebuah patch berukuran 31x31 yang berpusat pada setiap keypoint yang sudah difilter dengan menggunakan nilai Harris, maka pada tahap ini akan didapatkan n buah patch berukuran 31x31 sesuai dengan jumlah keypoint yang digunakan. Pada patch tersebut nantinya akan dilakukan binary test pada setiap titik-titik yang akan ditentukan secara acak.



Gambar 4. Illustrasi penentuan *pairs*

Pada patch 31x31 sebelumnya akan dilakukan penentuan pairs yaitu penentuan pasangan titik-titik yang akan dilakukan binary test. Titik-titik tersebut ditentukan secara acak sebanyak 24 buah dan akan dilakukan pembentukan subpatch yang berukuran 5x5 yang berpusat pada 24 titik yang sebelumnya sudah ditentukan. Akan dilakukan binary test sebanyak kombinasi dari 24 titik yang ada sehingga terdapat 276 binary test.

Binary test dilakukan dengan cara menjumlahkan intensitas pada subpatch kemudian dibandingkan dengan titik lainnya, jika titik pertama nilai total intensitasnya lebih kecil dibanding dengan titik yang kedua maka akan dinilai 1, jika sebaliknya akan dinilai 0. Nilai 1 dan 0 tersebut akan dimasukkan kedalam matriks vektor yang merupakan hasil dari BRIEF descriptor itu sendiri.

4. Pengujian dan Analisis

4.1.1 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan dengan proses penelitian dari parameter yang berbeda untuk mengetahui tingkat akurasi dari metode ORB yang digunakan pada penelitian ini. Parameter yang akan digunakan pada pengujian sistem CBIR ini adalah untuk mencari threshold pada metode FAST yang paling sesuai sebagai pencarian keypoint, dan banyaknya keypoint yang akan dilakukan matching yang paling optimal.

4.1.2 Strategi Pengujian

Akan ditentukan skenario pengujian untuk mencapai tujuan dari pengujian yang telah disampaikan pada subbab sebelumnya, skenario pengujian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

a. Skenario pertama: akan ada parameter yang diuji pada skenario ini, yaitu threshold pada pencarian keypoint, yang akan ditentukan dengan parameter threshold. Akan digunakan dua kombinasi nilai threshold (30, dan 50) dan akan diuji pada kedua dataset (Uncontrolled dan Controlled Dataset). Pada skenario ini akan dianalisis threshold yang terbaik untuk studi kasus ini pada kedua dataset yang digunakan.

b. Skenario kedua : pada skenario pengujian ini akan dilakukan pengujian dengan parameter keypoint, dimana banyaknya keypoint mempengaruhi ranking percentage. Jumlah keypoint yang diuji ialah 30, 50, 80, 100 dan 130. Akan diuji pada kedua dataset (Uncontrolled dan Controlled Dataset). Pada skenario ini akan dianalisis pengaruh banyaknya keypoint pada citra

yang akan dilakukan matching untuk mendapatkan citra yang sesuai pada dataset yang ada.

4.1.3 Analisis Hasil Pengujian

Dengan melakukan kedua skenario pada subbab sebelumnya, akan dijabarkan bagaimana hasil akurasi sistem dengan pengujian yang sudah ditentukan. Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan Uncontrolled dan Controlled Dataset, dua kombinasi threshold (30 dan 50), dan tiga kombinasi keypoint (30, 50, 80, 100 dan 130).

4.2.1 Pengujian 1

Analisis pertama yang akan dilakukan adalah pada Controlled dataset dengan threshold 30, sebagai berikut:

Image	Keypoint				
	30	50	80	100	130
original	71.1238	78.3012	83.3162	84.98	12.0275
noise	57.175	60.8025	63.6437	63.7863	18.0263
resize	25.95	32.2863	35.7975	36.3488	11.7863
rotate	16.5375	14.3238	16.4125	14.3038	20.575

Terlihat pada tabel dan juga grafik diatas bahwa jumlah keypoint sangat menentukan tingkat akurasi, semakin banyak keypoint yang diuji maka akan semakin baik akurasi image retrieval-nya. Pada citra original dengan keypoint 80 terlihat nilai 83.3162% yang merupakan nilai Average Ranking Percentage dari hasil uji coba.

Pada Citra yang sudah dimodifikasi juga mempengaruhi akurasi sistem, pada citra yang diberikan noise mempengaruhi sistem sampai dengan 20% dari hasil pada citra original. Akurasi citra dengan noise tetap berpengaruh dengan jumlah keypoint yang digunakan, semakin banyak keypoint semakin besar pula akurasi pada citra dengan noise. Citra yang di resize mempengaruhi akurasi sistem cukup signifikan, mempengaruhi sistem sampai dengan 48% dari hasil pada citra original. Jumlah keypoint masih mempengaruhi citra resize.

Pada Keypoint 130 akurasi terlihat sangatlah buruk, hal ini dikarenakan dengan threshold 30 akan terbentuk banyak sekali keypoint sebelum nantinya difilter dengan Harris Measure. Banyaknya keypoint yang muncul mengakibatkan nilai Harris juga tinggi pada posisi tertentu, sehingga beberapa 130 keypoint yang dipilih pada setiap citra berkumpul pada satu daerah yang nilainya paling tinggi. Ada pula citra yang tidak mendapatkan keypoint sampai dengan 130 sehingga nilai similarity pada citra yang tidak memiliki 130 keypoint akan dinilai 1 untuk mengisi vektor sehingga menjadi 130 ciri.

Pada pengujian 1 ini dapat disimpulkan bahwa jumlah keypoint sangat mempengaruhi akurasi sistem CBIR, banyaknya keypoint yang dilakukan matching akan semakin baik untuk mendapatkan citra yang sesuai.

4.2.2 Pengujian 2

Analisis kedua yang akan dilakukan adalah pada Uncontrolled dataset dengan threshold 30, sebagai berikut:

Image	Keypoint				
	30	50	80	100	130
original	31.1575	27.2213	32.44	32.5313	33.1037
noise	27.4413	27.0637	27.465	27.45	26.9325
resize	23.135	25.4788	27.0763	11.1913	30.11
rotate	15.2925	15.9063	16.7013	17.59	19.7138

Terlihat pada pada tabel dan juga grafik diatas bahwa dataset yang digunakan sangat mempengaruhi akurasi sistem. Akurasi tertinggi pada skenario ini adalah 32.44 % pada jumlah keypoint 80, perbedaannya sangat jauh jika dibandingkan dengan controlled dataset dengan jumlah keypoint yang sama.

Pada citra yang sudah dimodifikasi, akurasi sistem terhadap uncontrolled dataset tidak mempengaruhi akurasi sistem dengan signifikan. Perbedaan dengan citra dengan noise hanya berbeda sampai dengan 5%, tetapi tidak mempengaruhi pada jumlah keypoint 50. Begitu juga dengan citra resize, perbedaannya sampai dengan 8% dan tidak terlalu mempengaruhi pada jumlah keypoint 50.

Berbeda dengan controlled dataset yang memiliki objek yang sama (mobil), uncontrolled dataset memiliki objek yang berbeda-beda pada setiap citranya. Sistem CBIR yang mengandalkan matriks vektor sebagai cirinya memiliki kelemahan jika ada citra yang memiliki objek yang berbeda namun intensitas pada citra tersebut memiliki kemiripan maka sistem dapat mengenali bahwa kedua citra tersebut memiliki suatu kemiripan, atau memiliki nilai similarity yang cukup baik sehingga sistem menempatkan citra yang berbeda tersebut berada pada urutan atas.

Jumlah keypoint tetap mempengaruhi besarnya akurasi sistem, namun pada jumlah keypoint 50 merupakan akurasi terburuk pada dataset dan threshold ini, akurasinya lebih buruk dari jumlah keypoint 30.

4.2.3 Pengujian 3

Analisis ketiga yang akan dilakukan adalah pada Controlled dataset dengan threshold 50, sebagai berikut:

Image	Keypoint				
	30	50	80	100	130
original	73.785	80.4188	85.4625	87.73	90.12
noise	64.6	69.8563	73.565	75.67	78.9912
resize	28.86	34.1775	38.4575	40.0838	41.67
rotate	15.745	16.615	15.34	14.355	13.6838

Pada pengujian 3 ini terlihat bahwa sistem berada pada akurasi yang sangat tinggi pada kasus ini. Threshold yang digunakan mempengaruhi sistem sampai dengan 2% pada jumlah keypoint 80.

Akurasi pada citra modifikasi naik dengan signifikan seiring naiknya threshold yang digunakan. Pada citra dengan noise akurasi sistem naik sampai dengan 10%. sedangkan pada citra resize hanya menaikkan akurasi sampai dengan 3%. Pada pengujian ini, jumlah keypoint dan threshold yang tinggi dapat menaikkan akurasi sistem yang sangat signifikan pada citra original, noise, dan resize.

Berbeda dengan pengujian 1, pada pengujian 3 akurasi pada keypoint 130 tetap tinggi sampai 90%,

hal ini dikarenakan dengan menggunakan threshold yang lebih tinggi maka keypoint yang didapat akan lebih sedikit dan lebih menyebar dibandingkan dengan threshold 30. Ini menyebabkan ketika keypoint difilter, keypoint yang akan diambil nilainya benar-benar mengacak dengan nilai Harris yang tertinggi, dan tidak berkumpul di daerah tertentu saja.

Pada pengujian ini, jumlah keypoint dan threshold yang tinggi dapat menaikkan akurasi sistem yang sangat signifikan pada citra original, noise, dan resize.

4.2.4 Pengujian 4

Analisis keempat yang akan dilakukan adalah pada Uncontrolled dataset dengan threshold 50, sebagai berikut:

Image	Keypoint				
	30	50	80	100	130
original	29.0698	30.0863	31.2575	30.4812	10.5225
noise	28.2538	29.79	30.211	31.045	10.9513
resize	24.0325	26.1913	27.7063	28.512	11.1913
rotate	16.19	16.9375	17.5212	17.72	11.7238

Pada keypoint 130 terjadi hal yang mirip dengan pengujian 1, namun hal ini dikarenakan banyak citra pada uncontrolled dataset yang tidak mendapatkan keypoint sebanyak 130 sehingga banyak citra yang matriks vektor yang diisi dengan nilai 1 sehingga nilai vektor menjadi 130.

Pada pengujian 4 ini dapat ditentukan bahwa threshold yang digunakan juga menentukan banyaknya keypoint yang bisa didapatkan pada setiap citra. Maka threshold yang lebih kecil akan menghasilkan akurasi yang optimal tanpa adanya error yang terjadi pada sistem.

5. Kesimpulan dan Saran

1.1 Kesimpulan

1. Semakin rendah threshold maka semakin banyak pula keypoint yang bisa diperoleh pada metode oFAST. Nilai threshold 50 ialah nilai yang paling cocok untuk digunakan pada kasus ini karena dapat menangani baik controlled maupun uncontrolled dataset dengan akurasi yang paling optimal.

2. Banyaknya jumlah keypoint pada setiap citra sebagai fitur sangat mempengaruhi akurasi ARP. Pada hasil pengujian dengan threshold 50, sistem mendapatkan hasil yang optimal dengan jumlah keypoint 130 pada controlled dataset dengan nilai ARP 90.12%.

3. Metode ORB invariant terhadap citra noise Gaussian dengan akurasi yang cukup baik, namun tidak terlalu baik dengan citra resize menjadi 0.75 dari citra awal dan juga rotated 30o.

4. Citra query rotated memiliki size yang berbeda dengan citra original, sehingga memungkinkan mendapatkan keypoint lebih banyak daripada citra original.

1.2 Saran

Adapun saran yang dapat diberikan mengenai penelitian dan pengembangn lebih lanjut adalah sebagai berikut :

1. Beberapa citra pada uncontrolled dataset tidak cocok digunakan dengan menggunakan metode FAST detector pada pencarian keypoint dikarenakan keadaan citra yang berbeda-beda yang mengakibatkan metode FAST detector tidak bekerja dengan optimal pada dataset tersebut.
2. Untuk pengembangan dapat menggunakan jumlah keypoint yang merupakan titik puncak pada akurasi nilai ARP.
3. Untuk pengembangan dapat melakukan dua kali image retrieval pada pengujian, image retrieval yang pertama mengambil lebih dari 100 citra kemudian dilakukan lagi image retrieval pada gambar yang telah retrieve tersebut.

Daftar Pustaka

- [1] C. Harris, dan M. Stephens. A Combined Corner and Edge Detector. 1988.
- [2] E. Rosten, R. Porter, dan T. Drummond. Faster and better: a machine learning approach to corner detection. 2008
- [3] E. Rosten, T. Drummond. Machine learning for high-speed corner detection. 2006.
- [4] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, dan G. Brandski. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. 2011
- [5] Hermawati. Pengolahan Citra Digital. Yogyakarta: ANDI. 2013
- [6] H. Muller, W. Muller, D. McG Squire, S. Marchand-Maillet, dan T. Pun. Performance Evaluation in Content-Based Image Retrieval: Overvie and Proposals. 2000.
- [7] Irwansyah. Implementasi metode fourier descriptor, color histogram dan gabor filter pada content based image retrieval. Jurusan Teknik Informatika Institut Teknologi Telkom. 2007
- [8] M. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha, dan P. Fua. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features. 2010
- [9] Multi-View Car Dataset. <http://cvlab.epfl.ch/data/pose>, di akses pada 4 November 2013 pukul 22.00.
- [10] Wang Database. <http://wang.ist.psu.edu/docs/related/>, di akses pada 28 Oktober 2014 pukul 21.00.
- [11] Y. Luo, J. Tu, Y. Li and C. Xu. FIM: A Real-Time Content Based Sample Citra Matching System. 2013.